

Algoritmos genéticos para resolver sistemas energéticos globales

Genetic algorithms to solve energetic global systems

Diana C. Cantillo Pallares¹, Marlon J. Bastidas B.²

1. Estudiante del Semillero GEAB, dianicar_2007@hotmail.com,

2. Director GEAB - CIDI. Universidad Popular del Cesar. Sede Sabanas del Valle, Valledupar. Correo: mjbastid@unalmed.edu.co

Recibido 27/09/09, Aceptado 13/11/09.

RESUMEN

La investigación sobre la optimización de sistemas energéticos (SE), se ha asentado ultimamente en las metodologías de resolución para obtener buenos diseños por encima de la formulación de modelos cercanos a la realidad, debido a que la complejidad de los modelos reales requieren de un gran esfuerzo computacional y matemático. Por lo tanto, el diseño de SE se ha enfocado fundamentalmente en establecer puntos óptimos de las variables internas en condiciones ideales y para ello, las herramientas matemáticas clásicas han desempeñado un papel esencial; a medida que se involucran nuevas variables en el sistema, estas herramientas carecen de recursos para resolver el problema y se hace necesario implementar recursos computacionales heurísticos como los algoritmos evolutivos o lógica difusa para obtener aproximaciones válidas.

La implementación de algoritmos genéticos (AG), como método computacional ha sido una salida clave para que se pueda tener información valiosa en los diseños de los sistemas de energía. La versatilidad de los AG, hace que estos no solo sean capaces de evaluar puntos óptimos de las variables internas del SE, sino que permiten adicionar variables externas con el fin de correlacionar información al modelo sobre las repercusiones al medio ambiente, teniendo en cuenta los intereses del evaluador o tomador de decisiones. Los intereses del evaluador pueden ser múltiples, por lo tanto se puede tener un modelo de sistema multiobjetivo (MO). Sin embargo, las soluciones presentadas por los AG son aproximaciones susceptibles de mejorar con un algoritmo de rectificación, el cual es una aproximación de los métodos numéricos computacionales tales como runge-kutta. La rectificación muestra mejoramientos de un orden por debajo del 5%, pero a nivel energético es un logro importante debido a que se reducen los recursos por combustible.

Palabras clave: Algoritmos Genéticos; Variables externas; Sistema energético.

ABSTRACT

Research on optimization of energy systems (ES), has focused lately on the resolution methods to obtain good designs over the formulation of models close to reality, because the complexity of real models require a great mathematical and computational effort. Therefore, the ES design has focused primarily on establishing optimal points of internal variables in ideal conditions and for this, the classical mathematical tools have played an essential role, as they involve new variables in the system, these tools lack the resources to solve the problem and computational resources necessary to implement heuristics like evolutionary algorithms and fuzzy logic to obtain valid approaches.

The implementation of genetic algorithms (GA) as a computational method has been a key output that can be valuable information in the design of energy systems. The versatility of the GA makes these not only be able to determine optimal points of the internal variables of the ES, but allow to add external variables in order to correlate information to model the impact on the environment, taking into account the interests the assessor or

decision maker. The interests of the evaluator may be multiple, so you can have a system model multiobjective (MO). However, the solutions presented by the GA are approximations that might improve with a correction algorithm, which is an approximation of the numerical computational methods such as Runge-Kutta. The correction shows improvements of an order below 5%, but energy level is an important achievement because it reduces fuel resources

Key words: Genetic Algorithms; External Variables; Energetic System.

NOMENCLATURA

La nomenclatura debe escribirse después del resumen en fuente Times New Roman 11 con los símbolos ordenados alfabéticamente y las unidades expresadas de acuerdo al siguiente ejemplo:

A	Objetivo Tecnológico [U\$]
B	Constante de la ecuación de inversión
c	Costo exergético unitario del combustible [U\$/kW]
C	Costo exergético [U\$]
Ė	Flujo de exergía [kW]
m	masa [kg] y constante de la ecuación de inversión
n	Constante de la ecuación de inversión
p	Precio exergético unitario de la exergía [U\$/kW]
PC	Poder calorífico del combustible [kJ/kg]
R	Ingresos [U\$]
U	Utilidades [U\$]
w	Pesos [adimensionales]
X	Composición de combustible en la mezcla [adimensionales]

Y	Fracción en peso de cenizas del combustible [adimensionales]
Z	Costo de los equipos del sistema energético [U\$]

Símbolos griegos

ε	Eficiencia exergética [adimensional]
τ	Tiempo de operación del sistema energético en un año [h]

Subíndices

F	Recurso (combustible)
i	Número de combustibles de los alrededores
j	Número de equipos del sistema energético
k	Equipo o sistema a evaluar
T	Total
o	Sistema convencional
OPT	Óptimo
P	Producto (energía útil o exergía)
zn	Cenizas

Introducción

Los desarrollos teóricos de optimización de sistemas energéticos en los últimos años están demarcados en la exergoeconomía, teniendo en cuenta que los análisis relacionados con los costos económicos de generación exergética, son más apropiados para un caso real que los obtenidos de un simple análisis energético [1]. Hasta ahora, se han implementado herramientas de optimización en los sistemas de generación de energía (SE), a partir de conceptos que provienen de la termodinámica y la economía [2-5]; sin embargo, consideramos que el análisis MO puede complementar la optimización, dado que permite incluir variables del entorno a un sistema energético complejo [6, 7].

Se ha intentado plantear metodologías MO para la optimización de sistemas energéticos, pero siempre conducen a óptimos locales, sin embargo se hay planteamientos que

muestran la necesidad de utilizar varios criterios de evaluación para la escogencia de un sistema energético óptimo entre varias posibilidades [8-10]. En la optimización de sistemas energéticos se han asignado pesos para objetivos económico y ambiental, pero haciendo que este último objetivo adquiera valores equivalentes a costos económicos [11], es decir, no hay una representación real del impacto ambiental por la generación de residuos. Si el decisor es ambientalista, es relevante conocer el impacto ambiental por reducción física de los residuos que su equivalente económico.

Este artículo se basa en una metodología para resolver problemas MO utilizando las ventajas de los AG con pesos porque permite incluir un amplio número de variables, inclusive las variables externas dentro del análisis global del sistema energético. Muchos problemas han sido formulados con un único objetivo en problemas de programación

no lineales con una o varias restricciones, para resolverse mediante el uso de técnicas de programación matemática o heurística; estos problemas son reformuladas como problemas de múltiples objetivo (MO) que pueden resolverse mediante técnicas de segunda generación que permite la manipulación de las restricciones [12]. Hasta ahora, las herramientas se han aplicado en la optimización de sistemas de conversión de energía, basada en los conceptos de la termodinámica y la economía, sin embargo, el análisis puede servir de complemento a la optimización MO, ya que permite incluir las variables externas a un sistema de energía complejo [6, 13], por lo que la teoría termoeconómica combinada con los algoritmos evolutivos, representa una herramienta muy poderosa para el estudio sistemático en la optimización de los sistemas energéticos.

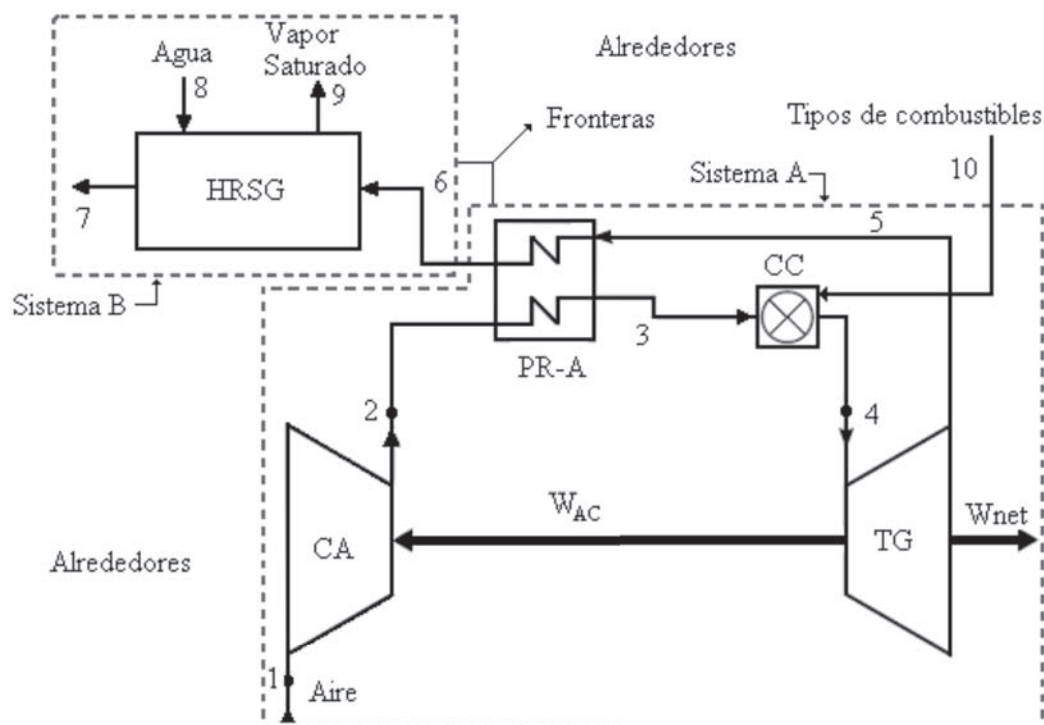
Metodología

La aplicación de los algoritmos genéticos para optimizar sistemas energéticos globales, requiere de un modelo matemático que satisfaga las condiciones energéticas del sistema y su entorno, por lo tanto, se estima que hay tres funciones objetivos que necesariamente se deben utilizar para aproximarse a la realidad. Las funciones objetivo, se pueden explicar a partir del análisis de un sistema energético, como el representado mediante la Figura 1.

La Figura 1 muestra un sistema energético donde se establece claramente las fronteras, demarcada por líneas rojas punteadas la cual separa el sistema de los alrededores. El interés principal generalmente se enfocaba a optimizar el sistema únicamente, bajo esa premisa, los alrededores no implicaban ninguna ingerencia importante dentro del sistema (aislamiento termoeconómico). Sin embargo, en la realidad los alrededores son importantes porque de este depende la calidad del recurso y sobre el cual se emiten todos los residuos generados por el sistema. Al tener en cuenta los alrededores del sistema, se puede inferir que hay varios tipos de combustibles disponibles para utilizar en el sistema (corriente 10), que existe un mercado potencial para ofrecer el producto (W_{net} y corriente 9), que hay otros tipos de tecnologías que también pueden generar el producto ofrecido y que según el tipo de combustible se emitirá residuos al medio ambiente (corrientes 7). Por otra parte, los recursos necesarios o tipos de combustible tienen diferentes costos en el mercado, el cual depende de la calidad.

Si el combustible es de buena calidad se supone que tendrá un valor mayor que aquellos de mala calidad, a su vez, los combustibles de mala calidad, generarán mayor cantidad de residuos al medio ambiente o los alrededores. De la misma manera, si la tecnología es de buena calidad,

Figura 1. Diagrama de un sistema de energético – CGAM.



tendrá mayor costo pero requerirá de menor cantidad de combustible para producir la energía útil.

Bajo los supuestos señalados anteriormente, se describen tres objetivos que modelan el sistema global los cuales denominamos termoeconómico, tecnológico y ambiental.

Descripción de los objetivos en el problema MO

Comúnmente, la optimización de los sistemas energéticos está sujeta a minimizar el costo exergético unitario del producto, obtenido por la suma de los costos del combustible y de los costos de los equipos del sistema nivelados a un año. En este trabajo, se conservan los criterios de minimización del costo exergético unitario, pero se incluye el precio exergético unitario del producto en el mercado de energía. La inclusión del precio en el modelo tiene como finalidad determinar el comportamiento de las variables de diseño del modelo en casos de ingresos fijos altos y/o bajos, pero también se puede utilizar en un futuro para ingresos variables o inciertos.

Los ingresos se representan con la Ecuación 1, donde se muestran dos parámetros principales. Uno es el precio exergético unitario del producto y el otro es la exergía generada en un tiempo τ .

$$R_k = p_{P,k} \cdot \dot{E}_{P,k} \cdot \tau \quad (1)$$

Como la eficiencia exergética es el cociente entre la exergía del producto y la exergía del recurso (combustible) o lo que es lo mismo $\dot{E}_p = \varepsilon \dot{E}_r$, la Ecuación 1, se puede escribir como sigue:

$$R_k = p_{P,k} \cdot \varepsilon \cdot \dot{E}_{F,k} \cdot \tau \quad (2)$$

de donde,

$$\dot{E}_F = m_T \cdot \sum_{i=1}^n PC_i \cdot X_i \quad (3)$$

En la Ecuación 3, i es la cantidad de combustibles que intervienen en la alimentación del sistema. La Ecuación 2 para maximizar, depende de la eficiencia exergética y el precio del producto, siempre que la exergía del recurso se mantenga fija, es decir, que para alcanzar valores altos de los ingresos es necesario que la eficiencia sea alta y/o que el precio también lo sea. Sin embargo, se ha comprobado que si la eficiencia es alta, los costos por compra de equipos también son altos [1], con lo que se aprecia un aumento en los ingresos a costa de un mayor costo por compra de los equipos por reducción del combustible. Esto sugiere que se acoja una función objetivo que integral, que incluya los

ingresos y los costos totales, la cual queda representada adecuadamente con la Ecuación 4, ecuación de utilidad u objetivo termoeconómico.

$$U_k = \left(p_{P,k} \cdot \varepsilon_k \cdot m_T \cdot \tau \cdot \sum_{i=1}^n PC_i X_i \right) - C_T \quad (4)$$

Donde los costos totales están formados por el costo de los combustibles y el costo de los j equipos, tal como se muestra en la Ecuación 5.

$$C_T = C_F + \sum_{j=1}^r Z_j \quad (5)$$

En la Ecuación 5, C_F se puede representar en función de costos de los combustibles que participan en el escenario del sistema térmico, esto es:

$$C_F = m_T \cdot \left(\sum_{i=1}^n c_{F,i} \cdot PC_{F,i} \cdot X_i \right) \quad (6)$$

Con la maximización de las utilidades, se garantiza que se minimicen los costos, tal como ha sido el interés fundamental de la optimización de los sistemas energéticos a través de los años. La maximización de las condiciones de diseño o eficiencia del sistema en estudio, se puede reforzar con la diferencia entre dos sistemas evaluados simultáneamente, empleando la ecuación de inversión introducida en los noventa y sustentada por algunos autores en los noventa [3, 5].

$$Z_k = B_k \cdot \left(\frac{\varepsilon_k}{1 - \varepsilon_k} \right)^{n_k} \cdot \dot{E}_k \quad (7)$$

Con lo que se obtiene la Ecuación 8 o función objetivo tecnológica, la cual interpreta la diferencia entre los costos de inversión del sistema estudiado y los costos de inversión de un sistema con las mismas condiciones físicas pero con eficiencia exergética menor.

$$-A_k = \left(m_T - m_{T,\rho} \right) \cdot \left(\sum_{i=1}^n c_{F,i} \cdot PC_{F,i} \cdot X_i \right) \cdot \tau + \left[B_k \cdot \left(\frac{\varepsilon_k}{1 - \varepsilon_k} \right)^{n_k} \cdot \dot{E}_k - B_{k,\rho} \cdot \left(\frac{\varepsilon_{k,\rho}}{1 - \varepsilon_{k,\rho}} \right)^{n_{k,\rho}} \cdot \dot{E}_{k,\rho} \right] \quad (8)$$

Finalmente, otro aspecto importante es incluir en el modelo los residuos físicos generados por la generación de exergía, por lo tanto se tiene en cuenta la minimización de cenizas producto de la combustión de carbón, a través de la Ecuación 9 u objetivo ambiental.

$$m_{zn} = m_T \cdot \tau \cdot \left(\sum_{i=1}^n Y_i \cdot X_i \right) \quad (9)$$

El signo negativo en el *objetivo tecnológico*, indica que los valores de costos totales para el equipo o sistema de menor tecnología, son supuestamente mayores al evaluado, de esta manera se puede reflejar un ahorro positivo en los resultados; sin embargo, en la evaluación utilizando datos del trabajo planteado por Sahoo integrado con el gasificador, de mejor eficiencia exegética que el sistema de cogeneración, en ocasiones no reflejaba este comportamiento supuesto. El *objetivo ambiental*, corresponde a la masa total de residuos, generados durante las horas en un año de operación.

Aplicación de los algoritmos evolutivos

La presencia de múltiples objetivos en un problema, además de requerir de un método de resolución no convencional, da lugar a un grupo de soluciones óptimas conocidas ampliamente como soluciones óptimas de Pareto [14].

Los métodos evolutivos como la programación evolutiva, las estrategias evolutivas y los algoritmos genéticos (AG) son los más utilizados para estos casos [1, 7, 14]. En lo particular empleamos AG, con el que se construye el grupo de soluciones óptimas a partir de la asignación de pesos de importancia para cada función objetivo. En la Figura 2,

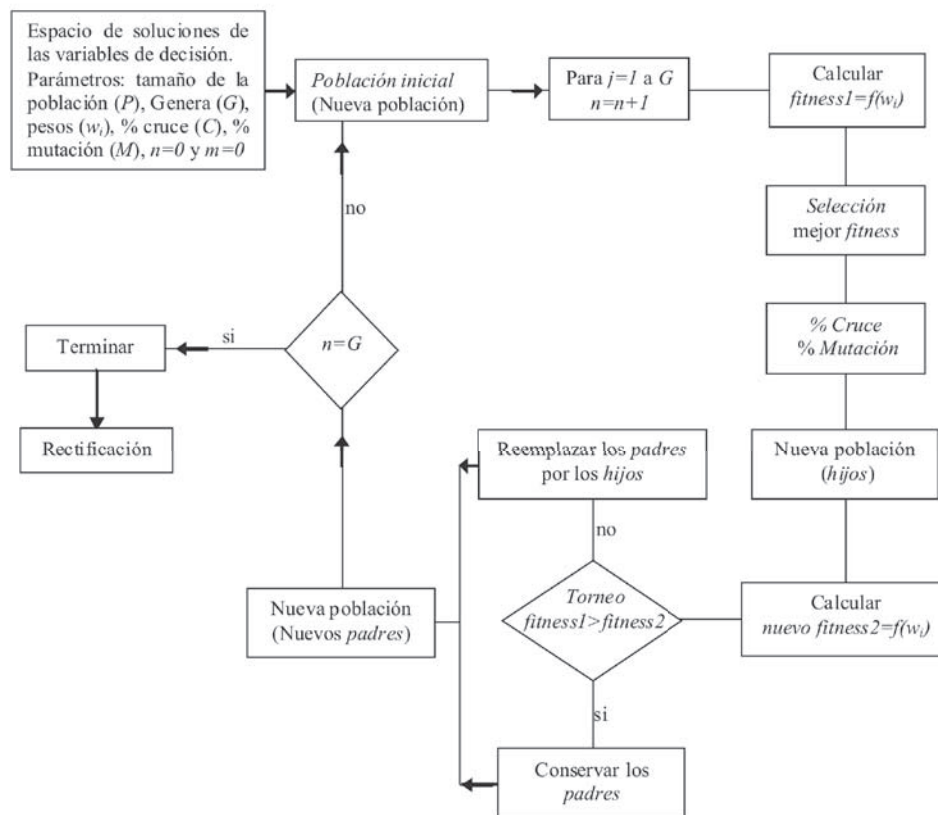
se muestra el diagrama de flujo del algoritmo genético por pesos, en el que se identifican cada paso requerido para que se alcance la optimización para el caso particular de este trabajo. Los AG's son una representación simple de la evolución biológica, en la que un par de padres de una población de individuos demarcados en una generación (selección), dan origen a un par de hijos con características de los padres (cruzamiento). Los individuos que forman la próxima generación se escogen por torneo, en el que gana el que tenga mejor aptitud (fitness) frente a los criterios del evaluador, con lo que la optimización va evolucionando hacia mejores valores en las próximas generaciones. Antes de la evaluación del fitness, se estima un porcentaje pequeño de mutación con el que hay un probable cambio de alguna característica del individuo.

En nuestro caso, el fitness está constituido por la suma ponderada de los objetivos a los cuales se les asigna un peso según la preferencia del evaluador, tal como se representa en la Ecuación 10.

$$Fitness = U * w_1 + A * w_2 + m_{zn} * w_3 \quad (10)$$

Donde $w_1 + w_2 + w_3 = 1$, es la suma de los pesos asignados a cada objetivo.

Figura 2. Diagrama de flujo del AG con fitness en función de pesos de importancia.



Presentación y análisis de resultados

Para estimar los mejores valores de las funciones objetivo, se deben tener en cuenta los valores requeridos por las Ecuaciones de la 1 hasta la 9. Las necesidades de energía útil es de 50 MW (\dot{E}_p), los costos, el tiempo de operación es de 8000 horas durante un año, las calidades de los combustibles se relacionan en la Tabla 1 y las constantes B , n y m en la Tabla 2.

La Tabla 1 muestra que los costos de los carbones colombianos están relacionados inversamente con el contenido de cenizas y directamente con el poder calorífico. Esto permite deducir que el objetivo termoeconómico y el medio ambiental son indirectamente proporcionales, si se tiene en cuenta la calida y el costo de los combustible. Sin embargo, al entrar en la evaluación el costo de los equipos la relación de estos objetivos puede cambiar.

Tabla 1. Precio y calidades de los carbones colombianos según su procedencia

Lugar de origen	PC (kJ/kg)	Cenizas (%)	Costo 2008 U\$/1000 kg
Antioquia y Caldas	28482.75	9.12	37.19
Valle del Cauca	22436.64	30.40	28.30
Boyacá	28011.32	11.55	26.42
Cundinamarca	27408.44	10.19	26.80
Cesar	18759.25	5.28	46.73
Guajira (Cerrejón)	28833.62	8.30	47.18
Córdoba	25328.72	17.00	25.73
Santander	30260.67	16.35	44.88

Al evaluar las constantes B , n y m ; tanto para el sistema energético como para el sistema convencional, utilizando mínimos cuadrados se obtuvieron valores que se relacionan en la Tabla 2.

Tabla 2. Parámetros requeridos por los objetivos del problema.

Parámetro	B	Bo	m	mo	n	no
Valor	19.2E3	180	0.47	1.06	0.29	0.32
Referencia	[1, 4]		[1, 4, 5]		[1, 4, 5]	

Una vez completo los parámetros y necesidades de las ecuaciones y los objetivos, se realiza la optimización intentando maximizar el objetivo termoeconómico y el tecnológico, pero minimizar el ambiental, para nueve combinaciones de pesos. Los resultados de la optimización se muestran en la Figura 3.

La Figura 3, obtenida de la optimización aplicando los pasos del diagrama de algoritmos genéticos (AG) de la Figura 2 y aplicando la ecuación 7, muestra la influencia de pesos de importancia para elegir un óptimo cuando se tienen varios objetivos. Lo más relevante que muestra esta figura, es la influencia del objetivo ambiental en los otros objetivos y la predominancia del objetivo tecnológico. Cuando se le asigna un peso alto al objetivo ambiental, se observa que los objetivos termoeconómico y tecnológico se afectan, en algunos casos considerablemente. Los objetivos se pueden identificar en la Figura 3, con las iniciales de cada uno de ellos (objetivo termoeconómico – Te, objetivo tecnológico – T y objetivo ambiental – A).

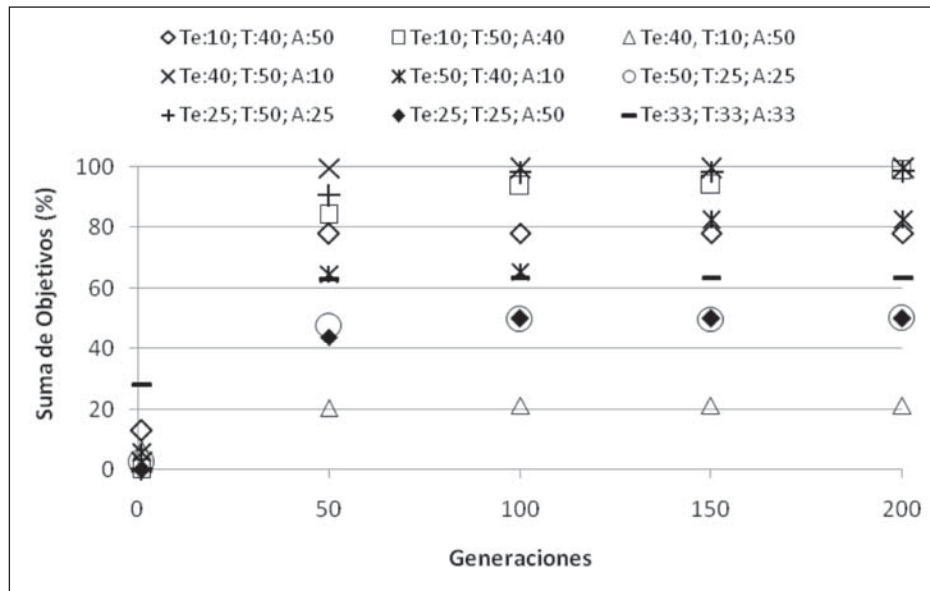
Cuando el objetivo ambiental se le da un peso de 50, el objetivo global no supera el 80%; la curva más alta se obtiene cuando el objetivo tecnológico se le asigna un valor de 40. Si observamos las curvas cuando el objetivo tecnológico tiene peso 50, se obtienen los valores globales más alto, lo que indica que este objetivo predomina sobre los otros. El mejor valor se muestra cuando los pesos son de 25 para el objetivo termoeconómico, 50 para el tecnológico y 25 para el ambiental, donde se obtiene valores medios para cada objetivo. Se nota en algunos casos de la Figura 3, que solo con 50 generaciones se alcanza el óptimo, pero en otros esta cantidad de generaciones no es suficiente y se requieren las 200 generaciones.

Las variables de decisión son las cantidades requeridas de cada combustible y la eficiencia del sistema global, el cual se puede rectificar adicionando o restando un delta de la eficiencia para analizar el comportamiento del fitnes.

$$Rectificación = \epsilon_{OPT} \pm \Delta\epsilon \quad (11)$$

Con la Ecuación 11 se busca mejorar el fitnes, de manera que si al sumar delta de la eficiencia a la eficiencia óptima

Figura 3. Generaciones de optimización con pesos.



el fitness mejora, la eficiencia se rectifica, en caso contrario, se resta el delta de la eficiencia. En caso que no mejore la eficiencia al sumar o al restar el delta de eficiencia, entonces se deja la eficiencia óptima como la de mejor valor para el fitness. En este caso se mejoró al incrementar la eficiencia en un 4.5%.

Conclusiones

Los métodos heurísticos para optimizar sistemas energéticos complejos, son una herramienta eficaz para obtener buenas aproximaciones y óptimos globales, algo que no se consigue con métodos de optimización convencionales. Además, los algoritmos genéticos permiten incluir gran cantidad de variables de decisión para optimizar sistemas energéticos, incluyendo variables importantes del entorno que muestran otra perspectiva de los modelos de optimización.

Se pudo establecer que a pesar que la aplicación de los algoritmos genéticos son una buena fortaleza, estos no alcanzan los posibles mejores valores, es necesario hacer una rectificación de las variables de decisión para obtener dichos valores a través de la suma o resta de deltas para reemplazar los valores iniciales de estas variables, similar al método de runge-kuta.

Bibliografía

[1]. P. K. Sahoo, "Exergoeconomic Analysis and Optimization of a Cogeneration System Using Evolutionary Programming," Applied thermal engineering. 2007. pp.

[2]. A. Lozano, A. Valero, "Theory of the Exergetic Cost," Energy. Vol. 18. No. 9. 1993. pp 939 - 960.

[3]. A. Bejan, G. Tsatsaronis, M. Moran, "Thermal Design and Optimization," Jhon Wiley and Sons, Inc. New York. 1996.

[4]. G Tsatsaronis, "Thermoeconomic Analysis and Optimization of Energy Systems," Great Britain. 1993.

[5]. G. Tsatsaronis, J. Pisa, "Exergoeconomic Evaluation and Optimization of Energy Systems - Application to the CGAM Problem," Energy. 1994.

[6]. R. Garduno-Ramirez, K.Y. Lee, "Multiobjective Optimal Power Plant Operation Through Coordinate Control with Pressure Set Point Scheduling," IEEE Transactions on Energy Conversion. Vol. 16. No. 2. 2001.

[7]. B. Galvan, D. Greiner, G. Winter, "Una Comparativa de Algoritmos Evolutivos Multicriterio en Diseños de Sistemas de Seguridad". Segundo Congreso Español de Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados. MAEB03, 2003.

[8]. A. C. Caputo, P. M. Pelagagge and P. Salini, "Heat Exchanger Design Based on Economic Optimisation," Applied Thermal Engineering. Vol 28. 2008. pp. 1151-1159.

[9]. K. Deb, Associate Member, IEEE, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan. "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II," IEEE Transactions on Evolutionary Computation. Vol. 6. 2002. pp. 182-197.

- [10]. V. Manzur, "Fuzzy Thermo-economic Optimization of Energy-Transforming Systems," *Applied Energy*. Vol 84. 2007. pp. 749-762
- [11]. Lazzaretto A. and Toffolo A. Energy, economy and environment as objectives in multi-criterion optimization of thermal systems design. *Energy* No. 29. 2004. pp. 1139–1157.
- [12]. Salazar. D.. Rocco. C. M. and Galván B. "Optimization of constrained multiple-objective reliability problems using evolutionary algorithms". *Reliability Engineering & System Safety*. Volume 91. 2006. Issue 9. pp. 1057-1070.
- [13]. Galvan. B.. Greiner. D. and Winter. G. "Una Comparativa de Algoritmos Evolutivos Multicriterio en Diseños de Sistemas de Seguridad". Segundo Congreso Español de Metaheurísticas. *Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados*. MAEB03. 2003.
- [14]. S. Alvarado and C. Gherardelli, "Input-Output Exer-go-Economic Optimization of Multicomponent- Multiproducts Systems Methodology," *Energy*. Vol. 19. No. 2. 1994. pp 251-258.